

# NNを用いた打音によるRC梁部材の腐食率の判別に関する基礎的研究

防衛大学校 学生会員 ○福井 智大 防衛大学校 正会員 黒田 一郎

## 1. はじめに

近年、RC構造物の老朽化が問題となっており、中でも鉄筋腐食は重要な課題である。鉄筋腐食の評価方法としては非破壊による手法が求められており、打音検査もその一つである。打音検査は人間の聴覚に基づき腐食の有無の音の違いを聞き分ける手法であるが、腐食の進行による音の違いについては人間の聴覚で判別することは困難である。

一方、浮きなどの変状を対象とした検査手法においては、AI技術を適用した研究<sup>(例えば)</sup>が注目されている。同様に鉄筋腐食の検査においても、AI技術を用いることで利便性が得られることが期待されるが、そこに着目した研究は未だ充分に行われていない現状にある。そこで本研究は、打音の評価にニューラルネットワークを適用し、人間の聴覚では難しい腐食率の判別を試みたものであり、実験を通してその適用性について検討を行った。

## 2. 実験概要

図-1に供試体の寸法および配筋を示す。供試体は、1460×80×150mmのRC梁で、内部には引張鉄筋(D13, SD345)1本、せん断補強筋(D6, 295A)が15本、せん断補強筋の組み立て筋(D6, 295A)1本が配筋されている。この供試体を4体作製し、電食により引張鉄筋を腐食させた。目標腐食率は2%、10%、20%、30%の4段階に設定した。なお、目標腐食率10%時、30%時に鉄筋の実腐食率を計測したところ、目標腐食率に対して0.7~1.3倍の範囲の腐食率が得られていた。ここで、写真-1に電食後の各目標腐食率におけるNo.3供試体底面の状況を示す。

打音の収録は、表-1に示すように各目標腐食率到達時に

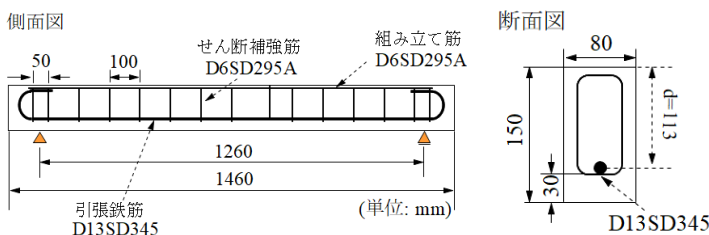


図-1 供試体の寸法および配筋

手動ハンマとマイクロフォンを用いて行った。打撃位置は、電食後も錆汁や腐食ひび割れが観察されなかった供試体上面の中央(50×50mm)に範囲を限定した。また、打撃時の最大衝撃力を1500~2000Nに管理した。

収録した音圧時刻歴をフーリエ変換によりスペクトルに変換し、最大値が1.0になるように正規化処理を施した。音圧時刻歴波形のサンプル長さを10ms、周波数解像度は25Hzとし、特徴量として使用するスペクトルの周波数帯域を500~5000Hzに設定したため、一つのスペクトルは181個の数

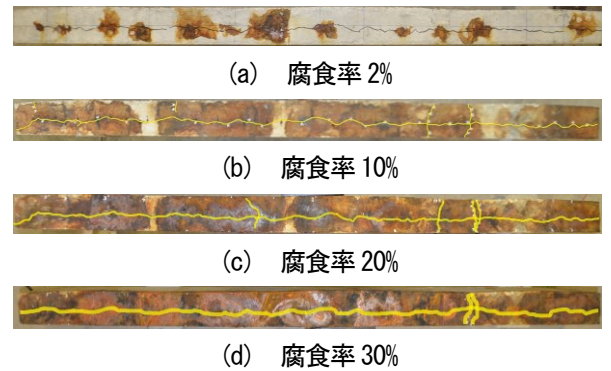


写真-1 各腐食率時の供試体底面の状況 (No.3供試体)

表-1 実験の流れと打音データの区分

供試体番号	実験経過			
	腐食率 2%	10%	20%	30%
No.1	電食	打音収録	電食	打音収録
No.2	電食	打音収録	電食	打音収録
No.3	電食	打音収録	電食	打音収録
No.4	電食	打音収録	電食	打音収録
データ区分	C <sub>2</sub>	C <sub>10</sub>	C <sub>20</sub>	C <sub>30</sub>

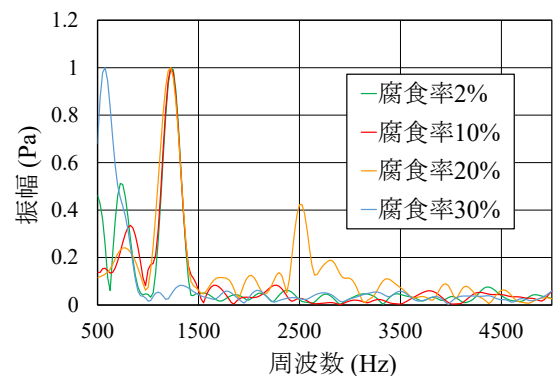


図-2 各目標腐食率のスペクトルの一例 (No.3供試体)

キーワード 非破壊検査, 打音, 鉄筋腐食, ニューラルネットワーク

連絡先 〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20 防衛大学校 TEL : 046-841-3810 E-mail : em60021@nda.ac.jp

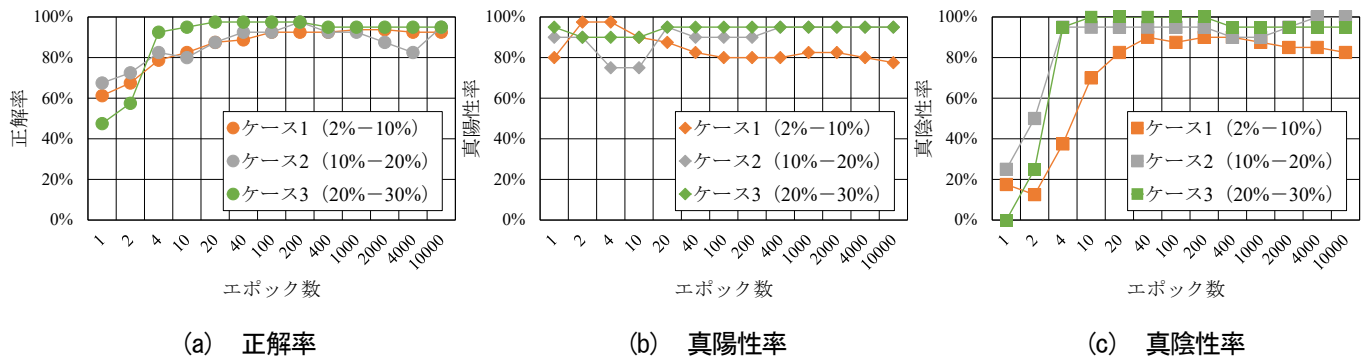


図-3 各判別ケースの判別結果

値からなるベクトルデータである。このスペクトルを特徴量として、中間層1層(ノード数8)の最小構成のニューラルネットワークモデルを用いた腐食率の判別を行った。ここで、図-2に各目標腐食率におけるスペクトルの一例を示す。

打音データは、収録時期の違いによってC<sub>2</sub>~C<sub>30</sub>の四つの区分に分けられる。各区分では、供試体1体につき30回の打音収録を行うので、一つの区分は120個の打音データで構成され、区分全体(4区分)で480個のデータ群となる。教師データとテストデータに使用する打音データは、両データ間の重複を避け、480個のデータ群から無作為に選択した。なお、腐食率の判別を行う上では、教師データ数を96個、テストデータ数を40とした。

腐食率の判別は、スペクトルの入力層への入力に対して、一つだけ設けられた出力層からの出力値の大きさで判定を行った。出力値は、0.0~1.0の範囲の値となり、学習過程においては、腐食率が大きい教師データには1.0を、腐食率が小さい教師データには0.0を設定し、テストデータの判別の際には、0.5以上を腐食率大、0.5未満を腐食率小と判別した。また、腐食率の判別結果の評価には、評価指標として正解率、真陽性率および真陰性率を採用した。なお、本研究ではホールドアウト法によりニューラルネットワークモデルの性能評価を行った。

### 3. 実験結果

腐食率の判別は、ケース1(腐食率2%と10%の判別)、ケース2(腐食率10%と20%の判別)、ケース3(腐食率20%と30%の判別)の3通りの判別を行った。

図-3に各判別ケースの13段階のエポック数(最大10000)での正解率、真陽性率および真陰性率を示す。まず、図-3(a)の正解率を見ると、いずれの判別ケースにおいても90%以上の正解率で腐食率の大小を判別できていることが

わかる。エポック数増加に伴う正解率の推移に着目すると、ケース1ではエポック数100以降、ほぼ一定の正解率を保持しており、エポック数1000で正解率が最大となっている。ケース2は正解率が最大となるエポック数は200であり、それ以降は正解率が低下傾向を示している。ケース3ではエポック数20で正解率が最大となっており、その後は正解率が僅かに低下している。腐食が進行した段階の判別では、正解率が最大を迎えるまでのエポック数が少なくなる傾向が認められた。

次に、図-3(b)、(c)の真陽性率および真陰性率を見ると、エポック数に違いはあるものの、いずれの判別ケースにおいても90%以上の真陽性率および真陰性率が得られた。ここで、真陽性率に着目すると、ケース2およびケース3の真陽性率はエポック数が増加しても概ね最大値を保持しているのに対し、ケース1ではエポック数の増加に伴って真陽性率の低下傾向が目立っている。すなわち、エポック数の増加に伴い危険側の偽陰性が増加しており、腐食率が小さい判別においては、エポック数の扱いに注意が必要である。

### 4. まとめ

以下にまとめを示す。

- (1) 打音による腐食率の判別にニューラルネットワークを用いることで、90%以上の正解率で腐食率の大きさを判別できることがわかった。
- (2) 正解率を向上させる上では、腐食の進行具合によってニューラルネットワークのエポック数が変化することがわかった。

### 参考文献

- 1) 江本久雄, 馬場那仰, 浅野寛元, 長瀬大和: AI手法による打音検査の浮き判定の検討, AI・データサイエンス論文集, Vol.1, J1, pp.514-521, 2020.